

Gabungan Metode Support Vector Machine (SVM) dan Equal Weight Portofolio (EWP) Untuk Pengambilan Keputusan Jual Beli Saham

Novelya Nababan¹, Deni Saepudin², Aniq Atiqi Rohmawati³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹novelyanababan@students.telkomuniversity.ac.id, ²dns@ittelkom.ac.id, ³aniqatiqi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk memprediksi pergerakan harga saham yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dengan menggunakan kernel linear. Pada penelitian ini menggunakan tiga pendekatan sebagai inputan model, pendekatan pertama untuk inputan data diperoleh dari perhitungan inputan SVM dengan dua puluh dua atribut menggunakan data trading (open, high, low, dan close prices) yang dimana algoritma SVM akan mendapatkan prediksi dan menjadi nilai bobot, nilai bobot yang didapatkan digunakan untuk menghitung return portofolio, dan EWP memberi bobot yang sama kepada semua perusahaan, sedangkan *mean variance* (MV) akan mendapatkan bobot yang akan di masukkan ke dalam prediksi SVM pada semua perusahaan. Pada penelitian ini menggunakan data historis setiap perusahaan dari 2005 sampai 2018. Data ini digunakan untuk mempelajari pola yang pada akhirnya dapat memprediksi pergerakan harga saham dari setiap perusahaan. Kinerja Algoritma SVM + EWP menunjukkan hasil yang optimal dibandingkan dengan EWP tanpa SVM masih belum menunjukkan hasil yang optimal. Nilai maksimal yang diperoleh return portofolio SVM + EWP adalah 14.71%, return portofolio EWP tanpa SVM adalah 0.27%, dan return portofolio SVM + MV adalah 0.12%, dengan nilai rata-rata return portofolio masing-masing algoritma adalah 10.30%, 0.94%, 1.76%.

Kata kunci:SVM, *Equal Weight Portofolio*, *Mean Variance*.

Abstract

One method that can be used to predict stock price movements Supports Vector Machines (SVM) using a linear kernel. In this study using three investigations as input models, obtained first for input data obtained from SVM input calculations with twenty-two attributes using trade data (open, high, low, and closed prices) where this search will look for trends and look for added value, the weight value obtained is used to calculate portfolio returns, and the EWP gives equal weight to all companies, while the mean variance (MV) will get the weight to be included in the changes in SVM for all companies. In this study using historical data of each company from 2005 to 2018. This data is used to look for patterns that can ultimately predict stock price movements of each company. The performance of the SVM + EWP algorithm shows optimal results compared to EWP without SVM still not showing optimal results. The maximum value obtained by the return portfolio SVM + EWP is 14.71%, the EWP return portfolio without SVM is 0.27%, and the return portfolio of SVM + MV is 0.12%, with the average portfolio value of each algorithm's return -each is 10.30%, 0.94%, 1.76%.

Keywords:SVM, *Equal Weight Portofolio*, *Mean Variance*.

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Investasi merupakan sarana mendapatkan pengembalian (keuntungan) dengan memaksimalkan return melalui penanaman modal. Return merupakan tingkat pengembalian atas suatu risiko yang ditanggung oleh investor. *Return* dapat dibedakan menjadi dua yaitu realisasi *return* atau ekspektasi *return*. *Realized Return* adalah *return* yang telah terjadi yang dihitung berdasarkan data historis. Sedangkan *Expected Return* adalah nilai harapan *return* yang akan diperoleh *investor* di masa yang akan datang [1].

Portofolio didefinisikan sebagai sekumpulan manajemen aset yang digunakan investor untuk menghindari risiko yang besar dan memberikan keuntungan optimal terdapat beberapa penelitian yang membahas tentang pembentukan portofolio salah satunya adalah *Harry Markowitz* pada tahun 1952 [2]. Teori portofolio yang terkenal adalah model optimasi *Mean-Variance*. *Harry Markowitz* mengusulkan metode *Mean-Variance* yang membentuk portofolio dengan mempertimbangkan *return* dan risiko (*Portfolio selection*).

Metode mean variance merupakan metode yang memiliki kontribusi besar dan teori manajemen portofolio yang menggunakan variansi sebagai representasi risiko portofolio dalam perhitungannya. Namun, dalam perhitungannya untuk menghasilkan portofolio optimal dengan memperkecil risiko, metode ini hanya berfokus pada aset-aset kecil sehingga beberapa portofolio tidak terdefinisi dengan baik pada perhitungan ini. Hal ini mengakibatkan model *Mean-Variance* tidak efisien jika diaplikasikan pada portofolio dalam skala besar

Support Vector Machine (SVM) dikembangkan oleh Boser, Guyon, Vapnik, dan pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Konsep dasar SVM terletak pada kombinasi metode-metode komputasi yang telah ada sebelumnya, seperti *margin hyperplane* [3]. Dalam perhitungannya, SVM melibatkan fungsi kernel sebagai *classifier* linier ataupun nonlinear bergantung pada karakter data. Salah satu kernel yang digunakan adalah *Kernel Trick* untuk klasifikasi kelas-kelas data berdimensi tinggi.

Pada tugas akhir ini dilakukan penelitian tentang prediksi pergerakan portofolio harga saham pada dua puluh perusahaan dengan metode SVM. Selain itu penelitian ini membandingkan nilai return portofolio berdasarkan data SVM + EWP, EWP Tanpa SVM, SVM + MV dari 22 Atribut inputan SVM. Data yang digunakan adalah data historis mingguan dari setiap perusahaan dari tahun 2005 sampai 2018 yang didapat dari <https://finance.yahoo.com/>.

Topik dan Batasannya

Topik penelitian tugas akhir ini yaitu untuk memprediksi pergerakan harga saham dengan menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)* dan membandingkan hasil prediksi pergerakan portofolio harga saham antara data SVM + EWP, EWP tanpa SVM, SVM + MV. Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah prediksi menggunakan metode SVM. Batasan selanjutnya menggunakan dataset dari dua puluh perusahaan. Data yang digunakan berupa data saham mingguan dari tahun 2005 sampai 2018, sumber data diperoleh dari <https://finance.yahoo.com/> dan prediksi hanya berdasarkan data historis saham dari setiap perusahaan.

Tujuan

Tujuan yang hendak dicapai dalam penelitian tugas akhir ini, yaitu memprediksi pergerakan portofolio harga saham dengan SVM dan menganalisa kinerja portofolio menggunakan EWP dan *Mean Variance*.

2. Studi Terkait

2.1. Support Vector Machine (SVM)

Salah satu metode klasifikasi untuk memisahkan sekumpulan data berdasarkan karakteristik kelasnya adalah *Support Vector Machine (SVM)*. Terdapat dua kategori SVM yaitu *Support Vector Machine classification* dan *Support Vector Machine Regression*. *Support Vector Machine (SVM)* pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada (1992), dengan mencari batas maksimum dari hyperplane yang bertujuan untuk menentukan batas pemisah antar dua kelas data. Dalam hal ini batas pemisah yang diperhitungkan adalah dengan meminimumkan fungsi obyektif sebagai berikut [4].

$$\min \frac{1}{2} ||w||^2 \quad (2.1)$$

dengan batasan

$$y_i(wx_i + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, n,$$

Dimana x_i merupakan data input ke i dan y_i adalah kelas data ke i dengan w, b adalah parameter-parameter yang akan dicari. Untuk meminimalkan kesalahan klasifikasi (*misclassification error*) maka ditambahkan variable koreksi (ξ_i), sehingga fungsi objektif (2.1) dapat didefinisikan kembali menjadi,

$$\min \frac{1}{2} ||w||^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (2.2)$$

Dengan batasan,

$$y_i(wx_i + b) + \xi_i \geq 1, \quad i = 1, \dots, n, \\ \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n,$$

Berdasarkan persamaan (2.2) akan diperoleh batas antara dua kelas dengan meminimalkan $||w||^2$ dan faktor koreksi ξ_i digunakan untuk mengoreksi variable *constraint* (pembatas). Selanjutnya persamaan (2.2) diubah menjadi fungsi *Lagrangian* [4].

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} ||w||^2 - \sum_{i,j=1}^n \alpha_i (y_i(w \cdot x_i + b) - 1), \\ i = 1, 2, \dots, n \quad (2.3)$$

Selanjutnya didapatkan formulasi dual dari problem (2.2),

$$\max \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j \quad (2.4)$$

dengan batasan

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, n, \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$$

Dimana α_i merupakan parameter *Lagrange Multiplier* dengan fungsi dot product yang diformulasikan dengan fungsi kernel $K(x_i, x_j)$. Sehingga, formula klasifikasi secara umum dapat dituliskan sebagai berikut [4].

Proses klasifikasi data SVM dapat diformulasikan sebagai:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \right) \quad (2.5)$$

Ada beberapa fungsi Kernel yang dapat dipakai dalam klasifikasi dengan SVM,

- Kernel Linear: $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$;
- Kernel Polynomial: $K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d$;
- Kernel Radial: $K(x_i, x_j) = \exp\{-\gamma \|x_i - x_j\|_2^2\}$;
- Kernel Sigmoid: $K(x_i, x_j) = \tanh[\gamma x_i^T x_j + r]$.

2.2 Return

Return merupakan imbal hasil yang diperoleh dari investasi tertentu. *Return* dibedakan menjadi dua, pertama *return* yang telah terjadi (*actual return*) yang dihitung berdasarkan data historis dan kedua *return* yang diharapkan (*expected return*) akan diperoleh investor di masa mendatang. *Return* saham dapat dihitung dengan formula berikut [6]:

$$R(t) = \frac{S(t) - S(t-1)}{S(t-1)} \quad (2.6)$$

Keterangan:

$R(t)$ = *return* saham pada waktu t

$S(t)$ = harga saham pada waktu t

2.3 Expected Return

Expected return adalah nilai harapan yang diperoleh di masa mendatang. Nilai *expected return* didapatkan dari rata-rata *return* pada jangka waktu tertentu. *Expected return* portofolio dapat dihitung dengan formula sebagai berikut [6]:

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^n w_i E(R_i) \quad (2.7)$$

Keterangan Simbol:

$E(R_p)$ = *expected return* dari portofolio

$E(R_i)$ = *expected return* dari aset i

w_i = proporsi dana yang diinvestasikan pada aset i

2.4 Portofolio

Teori Portofolio *Markowitz* ini disebut juga sebagai model *mean variance*, yang menekankan pada usaha memaksimalkan *expected return* (*mean*) dan meminimumkan ketidakpastian atau risiko (*variance*) untuk memilih dan menyusun portofolio optimal [7].

2.4.1 Return Portofolio

Dalam suatu portofolio akan terdiri dari n jenis aset yang memiliki *return* R_i dengan masing masing bobot w_i , maka *return* portofolio dapat dituliskan dengan [6]:

$$R_p = \sum_{i=1}^n w_i \cdot R_i \quad (2.8)$$

Dimana:

R_p = *return* portofolio

w_i = bobot saham ke-i

R_i = *return* saham ke-i

2.4.2 Expected Return Portofolio

Expected Return dari suatu portofolio yang merupakan estimasi dalam menghitung rata-rata tertimbang dari nilai *return* yang diharapkan dari masing-masing aset individual yang ada dalam portofolio. Secara matematis, rumus untuk menghitung portofolio dengan bobot w adalah sebagai berikut [6].

$$\mu_v = \sum_{i=1}^n w_i \cdot \mu_i \quad (2.9)$$

Dimana:

μ_v = *expected return* portofolio,

w_i = bobot saham ke i,

μ_i = *expected return* saham ke i

2.5 Metode Mean Variance

Harry Markowitz pada tahun 1959, membentuk suatu teori portofolio yang didasarkan atas pendekatan mean (rata-rata) dan variance (variansi) atau dikenal dengan mean variance. Teori ini menekankan pada usaha memaksimalkan *expected return* (*mean*) dan meminimumkan ketidakpastian/risiko (*variance*) dalam menyusun portofolio yang optimal. Solusi dari mean variance mungkin dapat menghasilkan nilai bobot saham yang ekstrim, khususnya ketika jumlah aset yang cukup besar, yang menjadikan performansi portofolio yang tidak optimal [7]. Bobot portofolio dapat dituliskan dalam bentuk matriks 1 x n

$$w = [w_1 \quad w_2 \quad \dots \quad w_n] \quad (2.10)$$

Atau dapat ditulis dalam bentuk,

$$1 = u w^T \quad (2.11)$$

Dimana,

$$u = [1 \quad 1 \quad \dots \quad 1] \quad (2.12)$$

Kovariansi antara nilai return dinotasikan sebagai $C_{ij} = \text{cov}(R_i, R_j)$, jumlah i dan j merupakan jumlah n saham. Sehingga menghasilkan matriks berukuran $n \times n$.

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \dots & c_{nn} \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Nilai diagonal dari matriks kovarian merupakan nilai variansi dari saham ke- i atau dapat dinotasikan sebagai $C_{ii} = \text{var}(R_i)$ dengan asumsi C memiliki nilai invers C^{-1} .

Pada *mean variance* penentuan bobot saham dengan variansi minimum dapat dinotasikan sebagai berikut [6].

$$w = \frac{u \cdot C^{-1}}{u \cdot C^{-1} \cdot u^T} \quad (2.14)$$

Dimana:

w = bobot saham portofolio
 u = one row matrik ($1 \times n$)
 C = matriks kovariansi ($n \times n$)

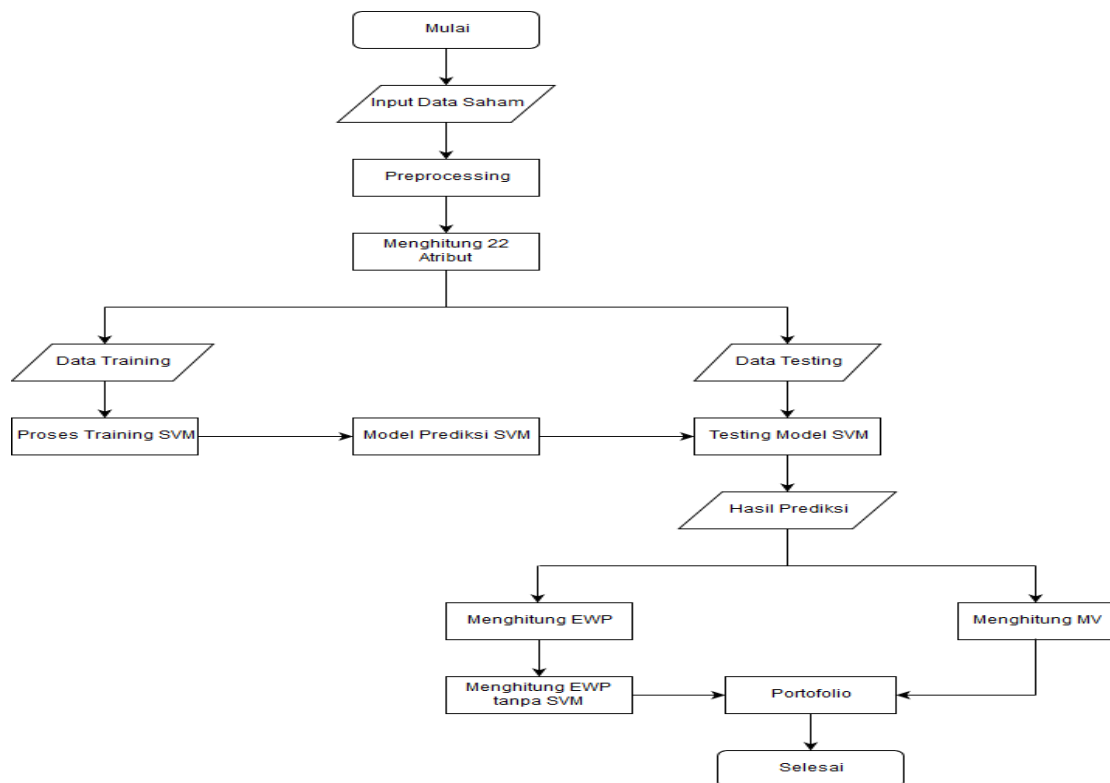
2.6. Equal Weight Portofolio (EWP)

EWP adalah pendekatan yang paling sederhana dan mudah. Cara kerja dari portofolio EWP adalah dengan memberi bobot yang sama kepada semua perusahaan. Portofolio ini cukup baik untuk diversifikasi dan cenderung memiliki alokasi yang relatif tinggi untuk aset yang risikonya kecil.

3. Sistem yang Dibangun

3.1. Deskripsi Sistem

Pada bagian ini, perancangan sistem dimulai dengan data yang diambil dari <https://finance.yahoo.com/>. Setelah itu melakukan *preprocessing* untuk mengatasi *missing value* pada data atribut. Kemudian menghitung 22 Atribut yang digunakan sebagai inputan model. Selanjutnya data hasil perhitungan 22 Atribut inputan SVM dibagi menjadi 75 record data *training* dan 1 record data *testing*. Data *training* digunakan untuk proses *training* SVM. Setelah proses *training* SVM selesai maka akan mendapatkan model prediksi SVM. Selanjutnya data *testing* digunakan untuk mencoba model SVM yang sudah dibangun sebelumnya.



Gambar 1. Flowchart SVM

Keterangan:

1. Data Saham
 - Data yang digunakan adalah data saham dari 20 perusahaan berjumlah 708 record data dari tahun 2005 sampai 2018.
2. Preprocessing Data
 - Mengatasi *missing value* pada data dengan menghilangkan nilai-nilai data yang kosong untuk pemakaian data atribut inputan SVM.
3. Menghitung 22 Atribut inputan SVM
 - Menghitung 22 atribut inputan SVM, dalam membangun sistem SVM diawali dengan membagi data inputan menjadi data training dan data testing
4. Data Training
 - Di dalam data training jumlah data yang akan di ambil dari 708 record data adalah 75 record data historis mingguan.
5. Data Testing
 - Data testing yang digunakan yaitu data minggu berikutnya setelah data training.
6. Proses Training SVM
 - Data training selanjutnya digunakan untuk membangun model prediksi. Setelah data training diinput maka proses selanjutnya melabelin data dengan kelas prediksi 1 dan -1, 1 (jika return $\geq 1\%$) dan -1 (jika return $\leq 1\%$).
7. Model Prediksi svm
 - Setelah melabelin data proses selanjutnya yaitu menghitung quadprog untuk mendapatkan nilai alpha yang akan digunakan di dalam perhitungan mencari nilai bobot (w) dari setiap atribut pada data. Proses perhitungan nilai w akan dilakukan apabila nilai alpha dari proses perhitungan quadprog $\geq 1 \times 10^{-6}$. Nilai alpha ditetapkan sedemikian rupa sehingga mendekati batas nilai 0. Proses selanjutnya nilai w akan digunakan dalam proses perhitungan mencari nilai bias (b)
8. Testing model SVM
 - Setelah nilai b didapat maka proses selanjutnya yaitu memasukan data testing untuk mencari class prediksi.
9. Hasil Prediksi
 - Setelah mendapat class prediksi maka proses selanjutnya yaitu memilih class prediksi yang bernilai 1 dan -1. Yang bernilai 1 akan dimasukkan kedalam portofolio, yang bernilai -1 akan dikeluarkan dari portofolio.
10. Menghitung EWP
 - Setelah mendapat jumlah hasil prediksi yang bernilai 1 dan -1, selanjutnya jumlah prediksi yang bernilai 1 akan dibagi dengan jumlah bobot data yg bernilai 1. dan yang bernilai -1 akan dinolkan.
- Menghitung MV
 - Pada tahap ini dilakukan pencarian nilai bobot menggunakan Metode Mean Variance proses dimulai dari menghitung nilai return, expected return, varian, dan membentuk matriks kovarian.
 - Menghitung return, return dihitung berdasarkan data historis yang kemudian berguna sebagai dasar penentuan nilai expected return. Perhitungan return dilakukan mengikuti persamaan (2.6). Hasil proses ini menghasilkan nilai return mingguan untuk masing-masing saham.
 - Menghitung Expected Return, Sesuai dengan persamaan (2.7), Nilai expected return didapat dari rata-rata return pada jangka waktu tertentu yang diinginkan. Hasil dari proses ini menghasilkan nilai expected return untuk data historis selama 14 tahun.
 - Matriks Kovarian, setelah mendapatkan expected return, membentuk matriks kovariansi dengan cara mencari korelasi antara saham i dan saham j .
 - Setelah mendapatkan matriks kovariansi, bobot akan dihitung berdasarkan persamaan (2.14).
 - Saat bobot sudah didapatkan selanjutnya bobot tersebut dimasukkan kedalam prediksi SVM.
11. Menghitung EWP tanpa SVM
 - Menghitung EWP tanpa SVM dimana bobot masing-masing saham pada portofolio diperoleh dengan $(1/N)$ dengan N adalah banyak data saham.
12. Portofolio
 - Hasil perhitungan nilai-nilai tersebut diolah bersama dengan nilai bobot yang $R_p = w_1 R_1 + w_2 R_2 + \dots + w_n R_n$ dengan w_i adalah bobot saham ke $-i$ dan R_i adalah *return* saham ke $-i$.

3.2. Dataset

Pada tugas akhir ini dataset yang digunakan merupakan dataset saham mingguan dari duapuluh perusahaan yaitu yang diambil dari <https://finance.yahoo.com/>.

Tabel 1. Dataset Saham

NO	Nama Dataset	Atribut	Record
1	PT Adhi Karya	22	708
2	BNI	22	708
3	BCA	22	708
4	PT Astra International	22	708
5	PT Astra Agro Lestari	22	708
6	BRI	22	708
7	PT Gas Tbk	22	708
8	PT Bukit Asam	22	708
9	PT Pabrik Kertas	22	708
10	Mandiri	22	708
11	PT Kalbe Farma	22	708
12	PT Indosat	22	708
13	PT Indofood	22	708
14	Ramayana	22	708
15	PT Indocement	22	708
16	PT Indah Kiat Pulp	22	708
17	PT Gudang Garam	22	708
18	PT Unilever	22	708
19	PT United Tractor	22	708
20	Telekomunikasi	22	708

Berikut adalah duapuluh dua atribut inputan SVM [5].

#Atribut	Keterangan	#Atribut	Keterangan
1.	$r_1 = \ln \left(\frac{closeprice(i)}{closeprice(i-1)} \right)$	10.	$r_{10} = \ln \left(\frac{highprice(i-2)}{openprice(i-2)} \right)$
2.	$r_2 = \ln \left(\frac{closeprice(i-1)}{closeprice(i-2)} \right)$	11.	$r_{11} = \ln \left(\frac{highprice(i-3)}{openprice(i-3)} \right)$
3.	$r_3 = \ln \left(\frac{closeprice(i-2)}{closeprice(i-3)} \right)$	12.	$r_{12} = \ln \left(\frac{lowprice(i)}{openprice(i)} \right)$
4.	$r_4 = \ln \left(\frac{closeprice(i-3)}{closeprice(i-4)} \right)$	13.	$r_{13} = \ln \left(\frac{lowprice(i-1)}{openprice(i-1)} \right)$
5.	$r_5 = \ln \left(\frac{highprice(i)}{openprice(i)} \right)$	14.	$r_{14} = \ln \left(\frac{lowprice(i-2)}{openprice(i-2)} \right)$
6.	$r_6 = \ln \left(\frac{highprice(i)}{openprice(i-1)} \right)$	15.	$r_{15} = \ln \left(\frac{lowprice(i-3)}{openprice(i-3)} \right)$
7.	$r_7 = \ln \left(\frac{highprice(i)}{openprice(i-2)} \right)$	16.	Momentum(close price,period=10)
8.	$r_8 = \ln \left(\frac{highprice(i)}{openprice(i-3)} \right)$	17.	Relative strength index(close priod=14)
9.	$r_9 = \ln \left(\frac{highprice(i-1)}{openprice(i-1)} \right)$	18.	Parabolic SAR (high and low and close price,acceleration = 0, maximum = 0)
		19.	Avarage true range(high,low,and close price,period=14)
		20.	True range (high,low,and close price)
		21.	Chaikin A/D line(high,low,and close price;volume)
		22.	On balance volume (close price, volume).

4. Evaluasi

4.1 Hasil Pemodelan

Dibawah ini merupakan tabel dari perhitungan algoritma SVM + EWP, EWP tanpa SVM, SVM + MV dari setiap perusahaan.

Tabel 2. Perhitungan SVM + EWP

Saham	Prediksi	Minggu 76	Prediksi i	Minggu 77	Prediksi i	Minggu 78	...	Prediksi i	Minggu 633
Adhi karya	1	1/11	1	1/11	1	1/13	...	-1	0
BNI	1	1/11	-1	0	1	1/13	...	1	1/5
BCA	-1	0	-1	0	-1	0	...	1	1/5
Astra Internasional	-1	0	1	1/11	1	1/13	...	-1	0
...
...
Telekomunikasi	1	1/11	-1	0	-1	0	...	-1	0
Total	11		11		13		...	5	

Tabel diatas menunjukkan perhitungan SVM + EWP, dimana bobot masing-masing saham nya diperoleh dari berapa banyak prediksi yang bernilai 1 dan -1, jika prediksi 1 maka akan masuk kedalam portofolio dengan $(1/N)$ dengan N banyak prediksi bernilai 1 dan jika prediksi -1 akan dikeluarkan dari portofolio atau dinolkan. Selanjutnya dalam menghitung return portofolio akan dihitung berdasarkan persamaan (2.8).

Tabel 3. Perhitungan EWP tanpa SVM

	Minggu 76	Minggu 77	Minggu 78	...	Minggu 633
Adhi karya	1/20	1/20	1/20	...	1/20
BNI	1/20	1/20	1/20	...	1/20
BCA	1/20	1/20	1/20	...	1/20
Astra Internasional	1/20	1/20	1/20	...	1/20
...
...
Telekomunikasi	1/20	1/20	1/20	...	1/20
Total	20	20	20	...	20

Tabel diatas menunjukkan perhitungan EWP tanpa SVM, dimana bobot masing-masing saham nya diperoleh dengan $(1/N)$ dengan N banyak data saham. Selanjutnya dalam menghitung return portofolio akan dihitung berdasarkan persamaan (2.8).

Tabel 4. bobot MV

	Weight
Adhi karya	0
BNI	0
BCA	0.221588
Astra Internasional	0
Astra Agro	0.031337
BRI	0
...	...
...	...
Telekomunikasi	0.29435

Tabel diatas menunjukkan bobot mv yang diperoleh dari menghitung nilai return, expected return, varian, dan membentuk matriks kovarian Setelah mendapatkan matriks kovariansi, bobot akan dihitung berdasarkan persamaan (2.14).

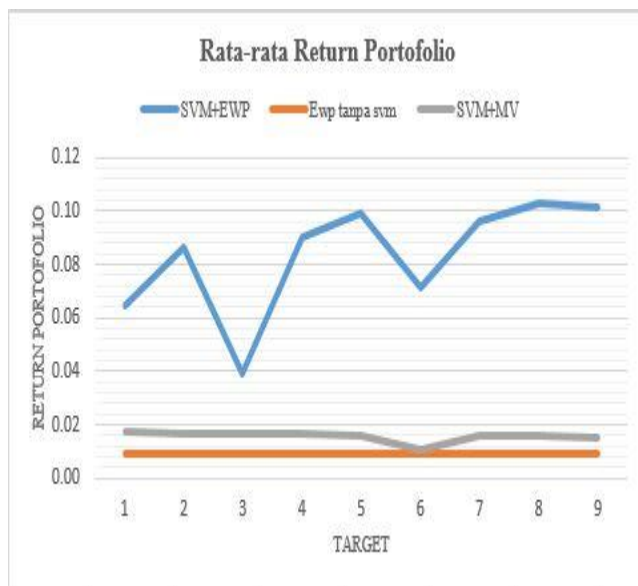
Tabel 5. Perhitungan SVM + MV

	Prediksi	Minggu 76	Prediksi	Minggu 77	Prediksi	Minggu 78	...	Prediksi	Minggu 633
Adhi karya	-1	0	-1	0	-1	0	...	-1	0
BNI	-1	0	-1	0	-1	0	...	-1	0
BCA	-1	0	-1	0	-1	0	...	1	0.2215878
Astra In	-1	0	-1	0	-1	0	...	-1	0
Astra Agr	1	0.031337	-1	0	-1	0	...	-1	0
BRI	-1	0	-1	0	-1	0	...	-1	0
...
...
Telkom	1	0.2943501	-1	0	-1	0	...	-1	0

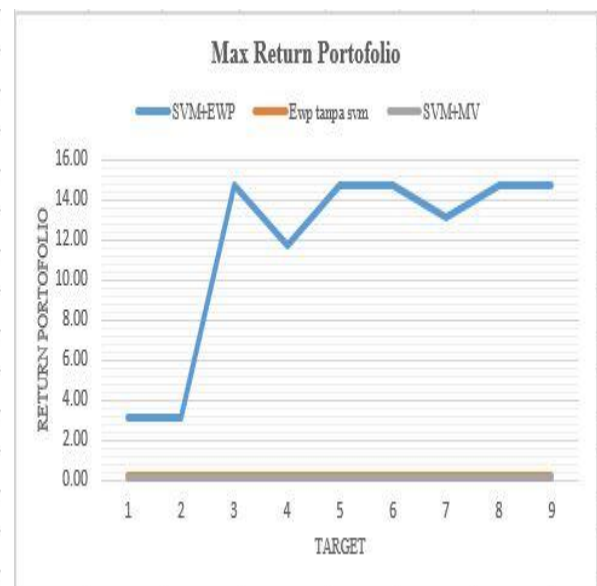
Table diatas menunjukkan perhitungan bobot SVM + MV, dimana bobot pada Tabel 4 masing-masing saham nya dimasukkan sesuai prediksi SVM. Selanjutnya dalam menghitung return portofolio akan dihitung berdasarkan persamaan (2.8).

4.2. Analisis Hasil Pengujian

Berikut analisis dari hasil pengujian yang didapatkan dilihat pada gambar 2 nilai rata-rata return portofolio, metode SVM + EWP lebih baik dibandingkan dengan EWP tanpa SVM dan SVM + MV. Bahwa rata-rata return portofolio SVM + EWP nilai terbaik tercapai pada saat target 2%, walaupun dimana nilai return portofolio SVM + EWP cenderung turun pada saat target 1% dengan rata-rata return portofolio nya sebesar 0.03%. Dan pada saat target 1.5% nilai return portofolio perlahan naik dan turun di 22 atribut dengan nilai rata-rata return portofolio sebesar 0.07%. Kemudian saat target 2% nilai return perlahan-lahan cenderung naik dan menjadi portofolio terbaik dengan rata-rata return portofolio sebesar 0.10%. Sedangkan untuk EWP tanpa SVM nilai rata-rata return portofolio cenderung berada pada nilai 0.01% dan SVM + MV nilai rata-rata return portofolio cenderung berada pada nilai 0.02%. Kemudian pada gambar 3 nilai maximum return portofolio yang didapat SVM + MV sebesar 14.71%, dan EWP tanpa EWP sebesar 0.27%, sedangkan SVM + MV sebesar 0.12%.



Gambar 2 Rata-rata Return Portofolio dengan target 1%, 1.5%, 2% dengan 15 Atribut, 20 Atribut, 22 Atribut



Gambar 3 Maximum Return Portofolio

Tabel 6. Statistik perhitungan return portofolio

		Target 1%			Target 1.5%			Target 2%		
		15 Atribut	20 Atribut	22 Atribut	15 Atribut	20 Atribut	22 Atribut	15 Atribut	20 Atribut	22 Atribut
Mean %	SVM+E WP	6.47%	8.67%	3.91%	9.06%	9.93%	7.17%	9.66%	10.30%	10.16%
	Ewp tanpa svm	0.94%	0.94%	0.94%	0.94%	0.94%	0.94%	0.94%	0.94%	0.94%
	SVM+M V	1.76%	1.70%	1.71%	1.70%	1.63%	1.06%	1.62%	1.58%	1.56%
Max %	SVM+E WP	308.70 %	308.70 %	1470.64 %	1177.26 %	1470.88 %	1470.88 %	1307.79 %	1470.75 %	1470.75 %
	Ewp tanpa svm	27.44 %	27.44%	27.44%	27.44%	27.44%	27.44%	27.44%	27.44%	27.44%
	SVM+M V	11.94 %	10.93%	10.93%	11.94%	11.60%	11.60%	10.50%	10.35%	10.47%
Min %	SVM+E WP	43.85 %	-43.85%	-80.76%	-43.85%	-43.85%	-43.85%	-43.85%	-43.85%	-11.99%
	Ewp tanpa svm	22.38 %	-22.38%	-22.38%	-22.38%	-22.38%	-22.38%	-22.38%	-22.38%	-22.38%
	SVM+M V	-0.37%	-0.38%	-1.22%	-1.43%	-0.18%	-5.47%	-0.82%	-1.32%	-1.32%
Stand ar Deviasi %	SVM+E WP	20.47 %	70.74%	85.05%	68.29%	85.54%	84.14%	75.38%	85.58%	85.39%
	Ewp tanpa svm	5.19%	5.19%	5.19%	5.19%	5.19%	5.19%	5.19%	5.19%	5.19%
	SVM+M V	1.79%	1.78%	1.78%	1.79%	1.76%	1.95%	1.76%	1.74%	1.75%

Tabel diatas menunjukkan statistika dari perhitungan return portofolio. Hasil statistika ini digunakan untuk perbandingan hasil nilai mean, maximum, minimum, standar deviasi dari algoritma SVM + EWP, EWP tanpa SVM, dan SVM + MV. Dengan target 1%, 1.5%, 2% dan memiliki atribut inputan SVM masing-masing 15 Atribut, 20 Atribut, 22 Atribut. Yang dimana nilai mean, max, min, standar deviasi terbesar terdapat pada algoritma SVM + EWP.

5. Kesimpulan

Dari hasil algoritma yang telah dilakukan, rata-rata return portofolio tertinggi dicapai oleh SVM + EWP dengan nilai 10.30% per minggu, EWP dengan nilai 0.94% per minggu, SVM + MV dengan nilai 1.76% per minggu, dari hal itu dapat dilihat hasil kinerja algoritma SVM + EWP memberikan hasil yang cukup baik. Dan dengan penerapan banyak target sangat berpengaruh terhadap nilai return portofolio.

Daftar Pustaka

- [1] Herlianto, Didit. (2013), *Manajemen Investasi Plus Jurus Mendeteksi Investasi Bodong*. Gosyen Publishing.
- [2] Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7, 77–91.
- [3] Vapnik V.N., (1999) “*The Nature of Statistical Learning Theory*”, 2nd edition, Springer-Verlag, New York Berlin Heidelberg.
- [4] Huang Wei, Nakamoria Yoshiteru, Wangb Shou-Yang.2005. *Forecasting stock market movement direction*
- [5] Paiva Dias Felipe., Cardoso Tom´as Nogueira Rodrigo, Hanaoka Peixoto Gustavo., Duarte Moreira Wendel. 2018. *Decision-Making for Financial Trading: A Fusion Approach of Machine Learning and Portfolio Selection. Expert Systems with Application*.
- [6] Capinsky, M., & Zastawniak, T. (2003). *Mathematics for Finance: An Introduction to Financial Engineering*. London: SpringerVerlag.
- [7] Levy, Haim and Levy, Moshe. (2013).The benefits of differential variance-based constraints in portfolio Optimization. *European Journal of Operational Research*.